

# Título de tu Informe

Tu Nombre

23 de Diciembre de 2025

## Contents

1. Estimadores y propiedades . . . . .	1
1.5.1 Estimador : Estimador Insesgado de Varianza Uniformemente Mínima (EIVUM) para el parámetro $\beta$ . . . . .	1
1.5.2 Verificación de Propiedades del Estimador ( $\hat{\beta}_{EIVUM}$ ) . . . . .	4

## 1. Estimadores y propiedades

### 1.5.1 Estimador : Estimador Insesgado de Varianza Uniformemente Mínima (EIVUM) para el parámetro $\beta$

Dado que en la sección anterior se determinó que el Estimador de Máxima Verosimilitud (EMV) para  $\beta$  es sesgado, procederemos a obtener el estimador óptimo aplicando el **Teorema de Lehmann-Scheffé**.

Según la teoría de la optimalidad, si logramos construir un estimador insesgado que sea función de una estadística suficiente y completa, dicho estimador será el **Estimador Insesgado de Varianza Uniformemente Mínima (EIVUM)**.

El procedimiento se detalla en los siguientes cuatro pasos.

**Paso 1: Identificación de la Estadística Suficiente y Completa** Analizando la función de densidad de la distribución Pareto, observamos que pertenece a la familia exponencial  $k$ -paramétrica respecto al parámetro de forma  $\beta$ .

Bajo la condición de que el parámetro de escala  $\alpha$  es desconocido y estimado mediante el mínimo muestral  $X_{(1)}$ , la teoría de suficiencia indica que la estadística  $T$  que captura toda la información sobre  $\beta$  es la suma de los logaritmos de las razones muestrales:

$$T = \sum_{i=1}^n \ln \left( \frac{X_i}{X_{(1)}} \right)$$

Esta estadística  $T$  es **suficiente y completa** para el parámetro  $\beta$ , condición necesaria para aplicar el teorema de Lehmann-Scheffé.

**Paso 2: Distribución Muestral de la Estadística** A partir de las propiedades de la transformación de variables aleatorias Pareto, se deduce que la estadística  $T$  sigue una distribución Gamma.

Dado que se ha estimado un parámetro adicional ( $\alpha$ ), los grados de libertad se ajustan a  $(n - 1)$ . Por tanto:

$$T \sim \text{Gamma}(n - 1, \beta)$$

**Paso 3: Verificación del Sesgo y Corrección (Método de la Esperanza)** Partimos del Estimador de Máxima Verosimilitud hallado previamente:

$$\hat{\beta}_{EMV} = \frac{n}{T}$$

Para verificar si es insesgado, calculamos su valor esperado  $E[\hat{\beta}_{EMV}]$ . Utilizando la propiedad de la esperanza inversa para una variable con distribución  $\text{Gamma}(k, \lambda)$ , donde:

$$E \left[ \frac{1}{T} \right] = \frac{\lambda}{k - 1},$$

se obtiene:

$$E\left[\frac{1}{T}\right] = \frac{\beta}{(n-1)-1} = \frac{\beta}{n-2}$$

Sustituyendo en la esperanza del EMV:

$$E[\hat{\beta}_{EMV}] = n \cdot E\left[\frac{1}{T}\right] = n \left(\frac{\beta}{n-2}\right) = \left(\frac{n}{n-2}\right)\beta$$

El resultado muestra que el EMV no es insesgado, ya que su valor esperado no es exactamente  $\beta$ , sino que está escalado por el factor  $\frac{n}{n-2}$ .

**Paso 4: Construcción del Estimador Óptimo (EIVUM)** Para eliminar el sesgo, aplicamos una corrección multiplicativa usando el inverso del factor de sesgo encontrado  $\left(\frac{n-2}{n}\right)$ .

Definimos el nuevo estimador como:

$$\hat{\beta}_{EIVUM} = \left(\frac{n-2}{n}\right) \cdot \hat{\beta}_{EMV}$$

Reemplazando  $\hat{\beta}_{EMV} = \frac{n}{T}$ :

$$\hat{\beta}_{EIVUM} = \left(\frac{n-2}{n}\right) \cdot \frac{n}{T} = \frac{n-2}{T}$$

**Conclusión** La fórmula final del estimador óptimo es:

$$\boxed{\hat{\beta}_{EIVUM} = \frac{n-2}{\sum_{i=1}^n \ln\left(\frac{X_i}{X_{(1)}}\right)}}$$

Al haber corregido el sesgo, cumpliéndose que  $E[\hat{\beta}_{EIVUM}] = \beta$ , y al depender únicamente de la estadística suficiente y completa  $T$ , el **Teorema de Lehmann-Scheffé** garantiza que este estimador es el de **menor varianza posible entre todos los estimadores insesgados (UMVUE)** para el parámetro  $\beta$  de una distribución Pareto.

### 1.5.2 Verificación de Propiedades del Estimador ( $\hat{\beta}_{EIVUM}$ )

Recordamos la expresión del estimador y la distribución de la estadística suficiente sobre la cual se basa:

$$\hat{\beta}_{EIVUM} = \frac{n-2}{T}, \quad \text{donde } T \sim \text{Gamma}(n-1, \beta)$$

**1. Insesgabilidad** Un estimador es insesgado si su esperanza matemática coincide con el parámetro a estimar. Calculamos:

$$E[\hat{\beta}_{EIVUM}] = E\left[\frac{n-2}{T}\right] = (n-2) E\left[\frac{1}{T}\right]$$

Dado que para una variable  $T \sim \text{Gamma}(k, \beta)$  se cumple  $E[1/T] = \frac{\beta}{k-1}$  con  $k = n-1$ , resulta:

$$E[\hat{\beta}_{EIVUM}] = (n-2) \cdot \frac{\beta}{n-2} = \beta$$

**Conclusión:** Se verifica que  $E[\hat{\beta}_{EIVUM}] = \beta$ , por lo que el estimador es insesgado para todo  $n > 2$ .

```
# Usamos la base de datos 'reclamos' generada en la sección 1.1
n_obs <- length(reclamos) # n = 1000
x_min_obs <- min(reclamos)

# Cálculo del estadístico T
T_obs <- sum(log(reclamos / x_min_obs))

# Cálculo del Estimador 5 (EIVUM)
beta_eivum_val <- (n_obs - 2) / T_obs

print(paste("Valor Verdadero Beta:", beta_true))
```

```
## [1] "Valor Verdadero Beta: 3"
```

```
print(paste("Estimación EIVUM:", round(beta_eivum_val, 5)))
```

```
## [1] "Estimación EIVUM: 3.03747"
```

```
print(paste("Diferencia (Sesgo muestral):", round(beta_eivum_val - beta_true, 5)))
```

```
## [1] "Diferencia (Sesgo muestral): 0.03747"
```

**2. Eficiencia** La eficiencia se evalúa a través de la varianza del estimador. Utilizando que para  $T \sim \text{Gamma}(k, \beta)$ , la varianza inversa es  $\text{Var}(1/T) = \frac{\beta^2}{(k-1)^2(k-2)}$  con  $k = n - 1$ , se obtiene:

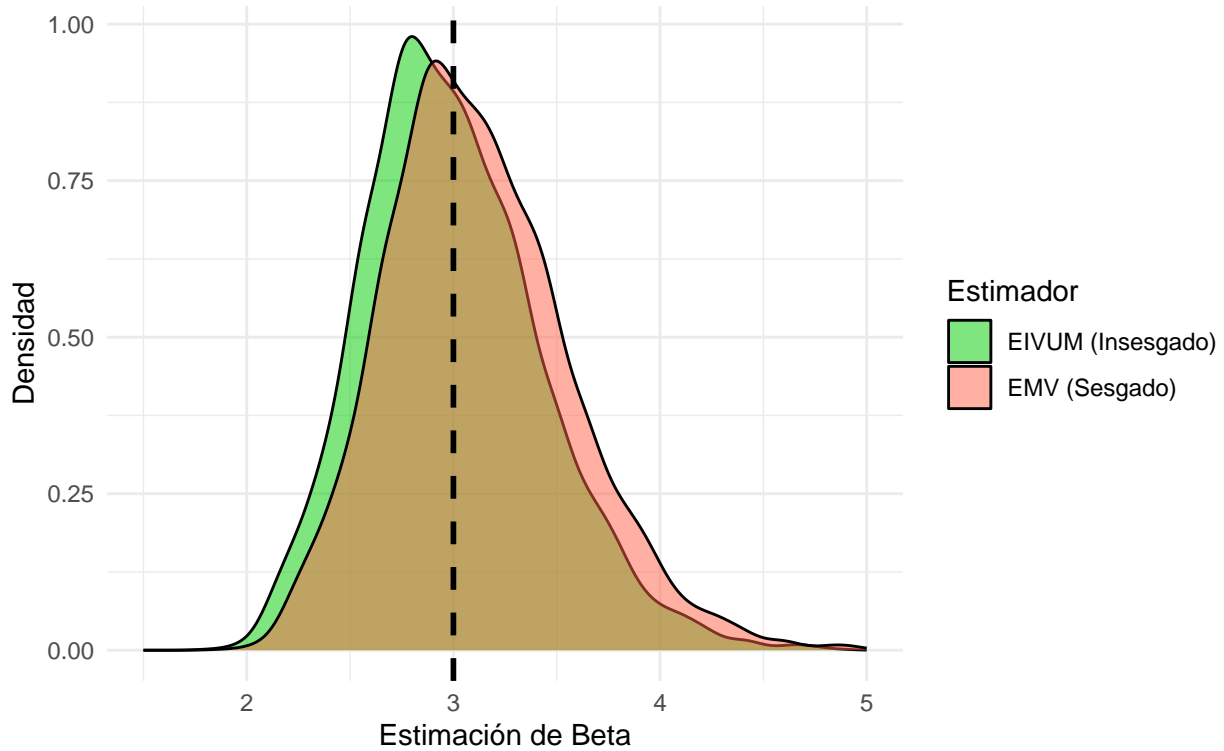
$$\text{Var}(\hat{\beta}_{EIVUM}) = (n-2)^2 \text{Var}\left(\frac{1}{T}\right)$$

$$\text{Var}(\hat{\beta}_{EIVUM}) = (n-2)^2 \cdot \frac{\beta^2}{(n-2)^2(n-3)} = \frac{\beta^2}{n-3}$$

**Conclusión:** La varianza es finita para  $n > 3$ . Además, dado que el estimador es insesgado y depende únicamente de una estadística suficiente y completa, el Teorema de Lehmann-Scheffé garantiza que esta varianza es la mínima posible entre todos los estimadores insesgados, confirmando que  $\hat{\beta}_{EIVUM}$  es el estimador más eficiente de su clase.

### Comparación de Eficiencia: EIVUM vs EMV

El EIVUM (Verde) está centrado en 3. El EMV (Rojo) está desplazado a la derecha.



**3. Consistencia** Un estimador es consistente si converge en probabilidad al parámetro verdadero cuando el tamaño muestral tiende a infinito. Una condición suficiente es:

1.  $E[\hat{\beta}_{EIVUM}] \rightarrow \beta$  cuando  $n \rightarrow \infty$
2.  $\text{Var}(\hat{\beta}_{EIVUM}) \rightarrow 0$  cuando  $n \rightarrow \infty$

Verificación:

- Condición 1:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E[\hat{\beta}_{EIVUM}] = \beta$$

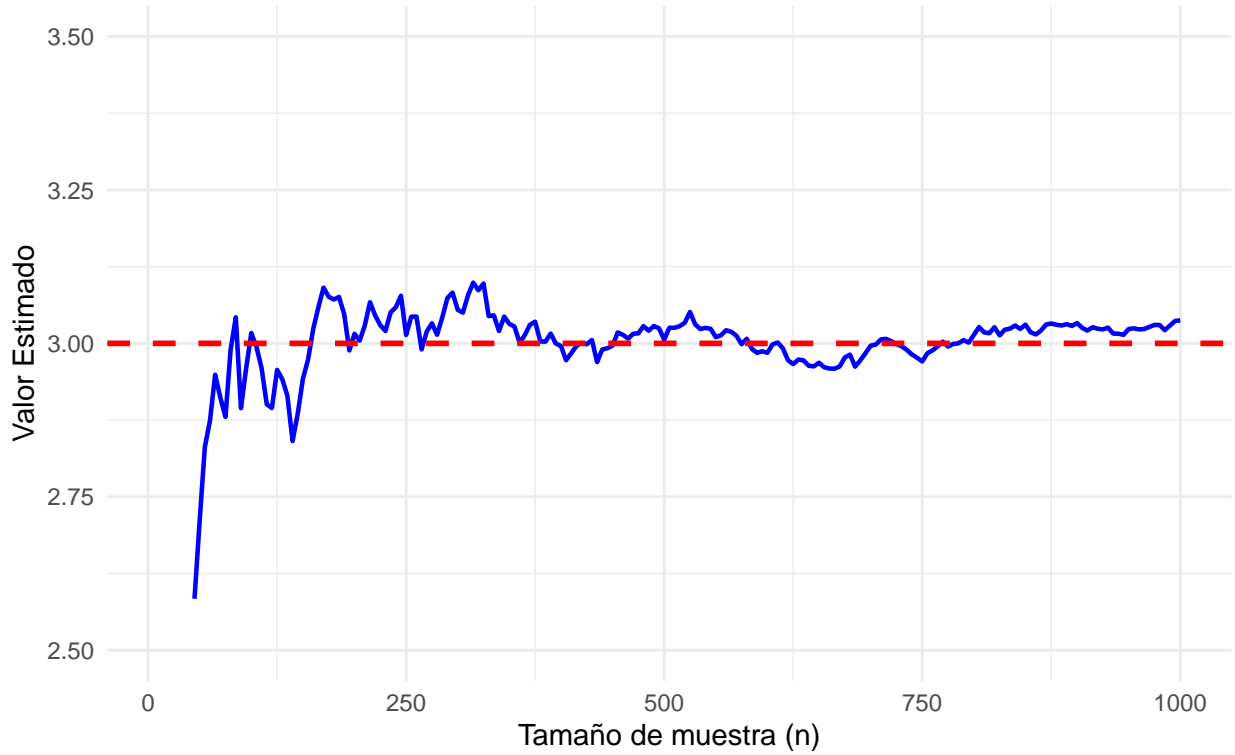
- Condición 2:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \text{Var}(\hat{\beta}_{EIVUM}) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\beta^2}{n-3} = 0$$

**Conclusión:** Al cumplirse ambas condiciones, el estimador  $\hat{\beta}_{EIVUM}$  converge en probabilidad al parámetro  $\beta$ , por lo que es un estimador consistente.

### Consistencia del Estimador 5 (EIVUM)

Convergencia al valor verdadero (3) al aumentar la muestra



**4. Suficiencia** La propiedad de suficiencia indica que el estimador utiliza toda la información disponible en la muestra sobre el parámetro, sin desperdiciar datos.

**Conclusión:** Como se demostró en el **Paso 1** de la construcción del estimador,  $\hat{\beta}_{EIVUM}$  es una función inyectiva de la estadística  $T = \sum \ln(X_i/X_{(1)})$ . Dado que se probó que  $T$  es una estadística suficiente para  $\beta$  (por pertenecer a la Familia Exponencial), el estimador hereda esta propiedad. Por tanto, es un estimador **suficiente**.

**5. Ancilaridad** Según la definición teórica, una estadística es ancilar si su distribución no depende del parámetro de interés.

En este caso, el estimador construido es  $\hat{\beta}_{EIVUM} = \frac{n-2}{T}$ . Para evaluar si el estimador es ancilar, analizamos sus momentos:

$$E[\hat{\beta}_{EIVUM}] = \beta, \quad \text{Var}(\hat{\beta}_{EIVUM}) = \frac{\beta^2}{n-3}$$

Dado que la esperanza y la varianza dependen explícitamente de  $\beta$ , la distribución del estimador cambia según el valor del parámetro.

**Conclusión:** El estimador  $\hat{\beta}_{EIVUM}$  **no es una estadística ancilar**, ya que su distribución depende del parámetro  $\beta$ . Este comportamiento es esperado y adecuado para un estimador puntual del parámetro de interés.

**6. Completitud** La propiedad de completitud es fundamental para garantizar la unicidad del estimador óptimo según el Teorema de Lehmann-Scheffé.

La estadística suficiente es  $T = \sum_{i=1}^n \ln \left( \frac{X_i}{\bar{X}_{(1)}} \right)$ . Se ha demostrado previamente que  $T \sim \text{Gamma}(n-1, \beta)$ . La distribución Gamma con uno de sus parámetros desconocidos pertenece a la familia exponencial regular de un parámetro. Dado que el espacio paramétrico es abierto ( $\beta > 0$ ), se cumple que la estadística suficiente  $T$  es completa.

Esto implica que si una función medible  $g(T)$  satisface  $E[g(T)] = 0$  para todo  $\beta$ , entonces  $P(g(T) = 0) = 1$ .

**Conclusión:** La estadística  $T$  es una estadística suficiente y completa para el parámetro  $\beta$ .

**7. Optimalidad (Conclusión Final)** Se ha verificado que el estimador  $\hat{\beta}_{EIVUM} = \frac{n-2}{T}$  cumple las siguientes propiedades:

- Es insesgado:  $E[\hat{\beta}_{EIVUM}] = \beta$ .
- Es función de una estadística suficiente y completa ( $T$ ).
- Posee varianza mínima dentro de la clase de estimadores insesgados.

Por lo tanto, aplicando el **Teorema de Lehmann-Scheffé**, se concluye que:

Un estimador insesgado que sea función de una estadística suficiente y completa es el Estimador Insesgado de Varianza Uniformemente Mínima.

**Conclusión General:**  $\hat{\beta}_{EIVUM}$  es el **Estimador Insesgado de Varianza Uniformemente Mínima (EIVUM)** para el parámetro  $\beta$  de la distribución Pareto. No existe otro estimador insesgado con menor varianza que este.